카오스 이론을 이용한 고정도 문자 인식 시스템

손 영 우[†]

요 약

미세한 차이를 고감도 식별하는 카오스 이론의 프랙탈 차원과 에농 시스템에서 발생하는 이상한 끌개(Strange Attractor)를 이용하여 문자 특징을 추출, 문자 인식에 적용하는 새로운 방법을 제안함으로써 일반 문자 뿐만 아니라, 문자들의 유사성에 의해 오인식 되는 혼동 문자를 프랙탈 차원 해석에 의해 해소하는 고정도 문자 인식 시스템을 구현한다. 먼저, 문자 영상으로부터 문자의 고유 성질을 나타내는 망 특징 및 투영 특징, 교차거리 특징 등을 1차 구한 후, 이들 특징을 시계열 데이터로 변환한 다음, 이를 본 논문에서 제안한 수정된 에농 시스템을 이용하여, KS C 5601 표준 한글 2,350자에 대한 각각의 문자 어트랙터를 재구성한다. 다음 단계에서는 개별 문자 어트랙터의 혼돈도를 분석하기 위해 각각의 문자에 대하여, 프랙탈 차원을 나타내는 정보 차원값(Box-counting Dimension, Natural Measure, Information Bit, Information Dimension)을 계산하여 문자 영상의 최종 특징을 구한다. 실험결과 한글 2,350자에 대하여 99.49%의 분류율을 나타내어 제안된 방법의 유효성을 보였다.

High Precision Character Recognition System using The Chaos Theory

Young-Woo Son[†]

ABSTRACT

This paper proposes the new method which is adopted in extracting character features and recognizing characters using fractal dimension of the Chaos theory which highly recognizes a minute difference with strange attractor created from Henon system. This paper implements a high precision character recognition system. Firstly, it gets features of mesh, projection and cross distance feature from character images. And their feature is converted into data of time series. Then using modified Henon system suggested in this paper, each characters attractor about standard Korean Character, KSC 5601 is reconstructed. Secondly, in order to analyze the Chaotic degree of each characters attractor, it gets last features of character image after calculating box-counting Dimension, Natural Measure, Information Bit, Information Dimension which are meant fractal dimension. An experimental result shows 99.49% character classification rates for 2350 Korean characters using proposed method in this paper.

1. 서 론

카오스(Chaos) 이론은 결정론적 비선형 동역학 시스템에서 나타나는 불규칙하고 예측 불가능한 양상을 정성적으로 연구하는 학문이다. 카오스란 말은 원래 무질서 또는 복잡함을 뜻하는 고대 그리스어로부터 유래 하였지만, 공학에서는 결정론적 비선형 동역학 시스템으로부터 생성되는 복잡하고 잡음과 같은 현상 을 말하며, 1980년대 말부터 물리학, 생물학 분야의 관심사 였던 카오스 이론이 최근 들어 공학 및 의학 분야에도 커다란 영향을 미치고 있다.[1-3] 이러한 영향은 그 동안 간과되었던 신호의 복잡한 변화 속에 숨겨져 있는 동역학적 정보를 얻어 낼 수 있다는 점에서 카오스의 등장은 완전히 새로운 관점에서의 문제 해결법을 제시해 주고 있다. 카오스 이

이 논문은 2001학년도 김포대학 연구비 지원에 의하여 연구되었음

† 종신회원, 김포대학 컴퓨터계열 멀티미디어전공 조교수

론의 공학적 응용 분야로는 비선형 잡음 제거 및 필터, 패턴 인식, 음성 비화 시스템, 카오스 로봇 제어 등이 있으며, 최근 맥파, 뇌파, 심전도 분석 등과 같은 생체 카오스는 의료 진단 시스템의 첨단화의 가능성을 보여주고 있다.[3-7]

따라서 본 논문에서는 미세한 차이를 고감도 식별할 수 있는 카오스 이론을 패턴인식 분야에 응용한다. 카오스 이론의 이상한 끌개(Strange Attractor)를 생성하는 에농 함수를 이용하여, 문자 어트랙터를 생성하여 프랙탈 차원 특징을 추출, 문자를 인식하는 새로운 알고리즘을 제안하였다.

2. 문자 인식 기술 동향

문자 인식 기술은 스캐너나 펜 입력기기 등을 이용하여 입력된 문서 영상으로부터 각종 문자 정보를 분리, 인식하는 수단을 제공함으로써, 수작업에 의존하던 자료 입력 방식을 자동화할 수 있다. 따라서 한글, 한자, 영어 등의 문자 인식에 관한 많은 연구가 있었으며, 신문이나 잡지 보고서 등의 복잡한 문서를 인식하기 위한 연구도 활발히 진행되고 있다[11-15]. 지금까지 연구된 대표적인 문자 인식 방법으로는 저장된 문자 영상과의 정합 정도를 인식하는 원형 정합법(Template Matching Method), 문자 영상의 특징 벡터의 유클리디안 거리로 인식하는 통계적 방법(Statistical Method), 그리고 문자를 구성하는 요소들의 구조적 연관성을 비교하여 인식하는 구조적 방법(Structural Method) 등이 있다.

1990년대에 와서는 한글 문자를 인식하는데, 어느 정도의 변형이나 불완전한 입력에 대해서도 잘 작동하는 신경망을 사용하려는 여러 시도가 있었다.[11-15] 하지만 한글은 가능한 문자의 수가 큰 규모일 뿐만 아니라, 비교적 적은 수의 기본 자모가 서로 결합하여 문자를 만들기 때문에 문자간에 유사성이 커서 한글 문자 인식은 매우 어려운 문제이다. 이러한 유사성이 큰 문자는 오인식을 발생시키는 혼동문자로서, 선행연구[11]은 오인식된 문자를 수정하는 후처리 과정에서 처리를 하거나 혼동문자 인식부를 따로 두어 해결하였다, 또한 선행연구[10]은 한글 찾기순 상위 990자를 대상으로 문자의 망특징 히스토그램 값을 이용하여 어트랙터를 구성하고, 어트랙터의 차원값을 구한 다음, 문자 자체의 Box-Counting Dimension을 함께 특징으로 사용하여 96.03%의 인식율을 보였다.

하지만 보다 나은 특징을 추출하는 방법을 사용할 경우 이러한 혼동 문자에 대한 범위를 줄임으로써 보다 높은 인식율을 기대할 수 있는 인식기의 개발이 가능하다.

3. 제안된 시스템의 문자 특징 추출

본 논문에서는 기존의 망, 투영, 교차거리 특징방법으로 1차특징을 추출한 후, 시계열 데이터로 변환, 문자 어트랙터를 생성한다.

3.1 문자 어트랙터 생성

에농 어트랙터는 로렌츠 시스템의 동력학계(Dynamic System)를 단순화한 모델로 부메랑과 같은 모양을 하고 있다. 에농 시스템은 1차원의 동력학계에서 2차원적인 변환에 의해 고차원의 스트레인지 어트렉터를 이끌어 낸다. 2차원에서 발생하는 에농 시스템의 팽창과 수축(Stretch-and-Fold) 작용은 x와 y의 2차원 좌표로 표현할 수 있다. 그러므로 에농 시스템의 변환 함수는 평면에서 발생하는 어핀 변환(Affine Transformation)과 유사하게 동작한다.[1,2] 에농 시스템은 log 변환과 유사하게 임의의 상수인 a, b 그리고 시작점인 (x_0, y_0)에 민감하게 반응한다. 다시 말해서 카오스 이론의 특징인 초기조건에 민감한 의존성을 보여준다. 에농은 초기조건으로 $a = 1.4$, $b = 0.3$ 그리고 $(x_0, y_0) = (0, 0)$ 으로 하였다. 에농 어트랙터 함수는 다음의 식(1)과 같다.

$$H(x_k, y_k) = (y_k + 1 - ax_k^2, bx_k), \quad k = 0, 1, 2, 3, \ldots \tag{1}$$

본 논문에서는 에농 변환 함수에서 문자 어트랙터를 가장 잘 반영하는 상수값을 찾기 위해 반복 실험한 결과, 임의의 상수 $a = 0.55$, $b = 0.3$으로 하였다. 식(2) 및 <그림 1>에는 본 논문에서 제안된 수정된 에농 시스템을 이용하여 문자 영상의 시계열 데이터와 어트랙터 재구성 예를 나타내었다.

$$H[x_k, y_k] = [y_k + 1 - a(x_k + cf_i)^2, b(x_k + cf_i)] \tag{2}$$

여기서, $\mathbf{cf_I}$는 문자 영상(Character Feature)으로

부터 1차 추출된 망, 투영, 교차거리 특징을 시계열 데이터로 변환한 값이며, k = 0, 1, 2, 3, . . n 이다.

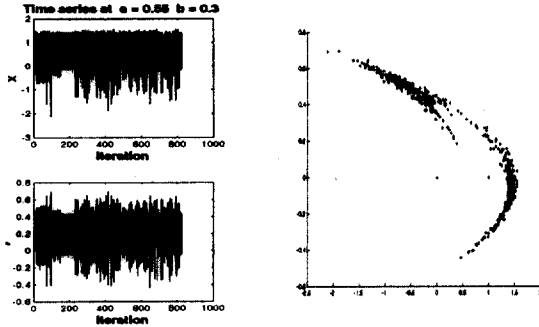



그림 1. 문자 영상의 시계열과 어트랙터

3.2 프랙탈 차원

재구성된 문자 어트랙터로부터, 카오스 특성을 정량적으로 평가하기 위해 프랙탈 차원(fractal dimension)을 구한다. 프랙탈 차원은 카오스 이론에서 매우 중요한 의미를 가지며, 이러한 차원은 명확히 정의할 수 없는 성질, 즉 어떤 물체의 거칠음 정도 혹은 불규칙한 정도를 나타낸다. 이처럼 프랙탈 차원은 시계열 신호에 대해서 재구성된 어트랙터의 기하학적 특징을 표현하며, 신호의 카오스적인 정도에 따라 그 값이 달라진다. 프랙탈 차원을 구하는 방법 중 Box-Counting Dimension은 상관 차원(Correlation Dimension)과 매우 유사하며, 비교적 간단한 계산 방법으로 프로그래밍이 쉬워 많이 사용된다.

(1) Box-Counting Dimension

Box-Counting Dimension을 구하기 위해서는 먼저 전체 어트랙터를 포함하는 사각형 영역을 정의하고 이 영역의 한 변을 1로 하고 축소율(Scaling factor) s로 영역을 분할한 후, 어트랙터를 포함하고 있는 분할된 작은 영역들의 수를 헤아린다. 이렇게 어트랙터를 포함하는 분할 영역의 수를 N(s)라 하고, Box-Counting Dimension, Df 를 다음 식(3)으로부터 구한다.

$$\mathrm{Df} = \lim_{s \to 0} \frac{\log N(s)}{\log 1/s} \tag{3}$$

실험에서는 s의 크기를 1/4, 1/8, 1/16로 하여 최적의 조건을 찾아나간다.

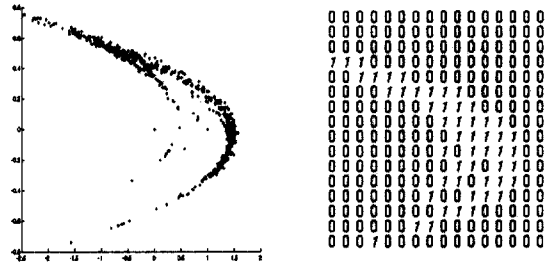



그림 2. 문자 "휠"의 Box-Counting 계산(s=1/16)

(2) Natural Measure

앞서 구한 Box-Counting Dimension은 단지 어트랙터를 포함하고 있는 분할 영역의 수만을 카운팅하므로 어트랙터의 차원을 실제 반영한다고 보기는 어렵기 때문에 미세한 패턴을 분리하는 데 곧바로 적용하기에는 문제가 있다. 즉 분할된 영역이 어트랙터를 포함하고 있는지의 여부 만을 나타내므로 정보를 손실하는 경우가 있다. 이러한 결점을 극복하기 위해서는 분할된 영역들이 얼마나 많은 어트랙터의 궤도를 포함하느냐와 같은 방법을 이용해서 가중치를 가져야 한다. 이는 전체 어트랙터 영역 중 어느 정도의 어트랙터를 포함하는지와 같은 백분율로 나타낼 수 있는데 이를 Natural Measure, $\mu(B)$ 라고 하며, 다음의 식(4)로부터 구한다.

$$\mu(B) = \lim_{n \to \infty} \frac{1}{n+1} \sum_{k=0}^{n} 1_B(x_k, y_k) \tag{4}$$

여기서 $1_B(x_k, y_k)$는 어트랙터(x_k, y_k)가 분할된 영역 B 안에 있으면 1, 아니면 0의 값을 가지므로 다음의 식(5)과 같이 표현 된다.

$$1_B(x_k, y_k) = \begin{cases} 1 & \text{if } (x_k, y_k) \in \mathrm{B} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \tag{5}$$

그리고 는 전체 어트랙터를 구성하는 영역 중 분할영역 B에 포함되어 있는 궤도의 수를 나타낸다.

본 논문에서는 다음의 식 (6)을 이용해서 Natural Measure 를구하였다.

$$\mu(B_k) = \frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n} 1_B(x_k, y_k), \ \mathrm{k} = 1,2,3,\dots,\mathrm{N} \tag{6}$$

여기서, N은 전체 분할된 영역을, n은 전체 어트랙터를 구성하는 화소의 수를 나타낸다.

(3) Information Bit & Dimension

Information Bit, I(s)는 Natural Measure로 부터 구해진 값을 이용하여 다음 식(7)로부터 구한다.

$$I(s) = \sum_{k=1}^{N(s)} \mu(B_k) \log_2 \frac{1}{\mu(B_k)} \quad (7)$$

본 논문에서는 다음의 식(8)를 이용하여 Infor_bit를 계산하고 이 값을 이용하여 Infor_Dim, D_I을 구하여 특징으로 사용한다.

$$I_k = P_k \log_2 \frac{1}{P_k}, \quad k=1,2,3,...,N \quad (8)$$

$$D_I = \lim_{s \to 0} \frac{I(s)}{\log_2 1/s} \quad (9)$$

여기서 $P_k = m_k / n$ 으로 m_k는 k번째 분할 영역에 포함되어 있는 화소의 수이며, n은 전체 어트랙터를 구성하는 화소의 수, N은 전체 분할 영역을 나타낸다.

4. 실험 및 고찰

문서영상의 입력은 HP-6300를 이용하여 300DPI의 해상도로 입력하였으며, 기준 폰트는 한글과 컴퓨터㈜의 신명조체 10point를 사용하였다. 본 연구에서는 최적의 문자 영상 특징값을 구하기 위하여, 축소율 s값의 변화에 따른 문자 영상의 프렉탈 차원을 추정하였다.

4.1 s=1/4 일 경우

축소율(s)을1/4로하여, 전체 어트랙터를 4*4(총16)개 셀로 분할한 후, 프랙탈 차원을 나타내는 Box-Counting Dim 과 Natural Measure, Infor_Bit, Infor_ Dim을 구하였다. 검토결과, 셀을 너무 크게 설정함으로써 한글 2,350자에 대한 분류가 제대로 되지 않았다.

4.2 s=1/8 일 경우

(그림 3)에 나타낸 바와 같이 축소율(s)을 1/8로하여, 전체 어트랙터를 8*8(총64)개 셀로 분할 실험한 결과, 한글 2,350자에 대해 15개 의 대분류 그룹으로

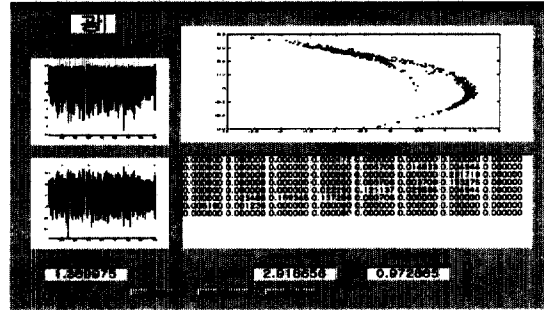



그림 3. 프랙탈 차원(s=1/8일 경우)

나눌 수 있어, 문자 특징을 가장 잘 반영하는 것으로 나타났다. 따라서, 최종 실험은 s=1/8로 하였다.

4.3 s=1/16일 경우

축소율(s)을 1/16로하여, 전체 어트랙터를 16*16(총 256)개 셀로 분할하였다.

검토 결과, 한글 2,350자에 대한 분류가 너무 세분화되어 인식기에 부담이 되었다.

4.4. 실험 결과 및 고찰

축소율(s)을 1/8로 하여, 한글 2,350자에 대하여 대분류에는 Box-Counting Dim을 중분류에는 Infor_Dim, 소분류에는 Infor_Bit를 이용 실험한 결과, 99.49%의 분류율과 초당 26자의 인식속도를 나타내었다.

검토결과, Infor_Bit의 근소한 차이로 인해 소분류에 실패한 12자에 대해서는 Natural measure 를 이용 재분류할 경우 분류기에 부담은 있지만 완벽한 분류가 가능하였다.

(그림 4)에는 제안된 시스템의 문자인식과정을, (그림 5)에는 한글 2,350자에 대한 실험결과의 일부 예를 나타내었다.

그림 4. 제안된 시스템의 문자인식 과정

Box Count	문자	Info_Bit	Info_Dim
1.233480	네	2.689362	0.896454
	에	2.704501	0.901500
1.269118	생	2.765261	0.921754
	양	2.813925	0.937957
·	·	·	·
·	·	·	·
1.528321	뽐	3.338815	1.112938
	뒬	3.365457	1.121819
1.547952	녹	3.055153	1.018384
	웜	3.081430	1.027143
	놓	3.102715	1.034238
	·	·	·
	·	·	·
	놂	3.347892	1.115964
	뮐	3.357397	1.119132
	쥘	3.370801	1.123600
1.566813	멈	3.121154	1.040385
	깥	3.169016	1.056339
	존	3.212972	1.070991
1.584963	놉	3.290657	1.096886
형식분류 15종, 총 문자수 한글 2,350자			

그림 5. 실험 결과

5. 결 론

본 논문에서는 미세한 차이를 고감도 식별하는 카오스 이론의 프랙탈 차원과 스트레인즈 어트랙터를 생성하는 수정된 에농 함수를 이용하여, 한글 2,350자에 대한 시계열 데이터의 혼도도를 분석하기 위해, 각각의 문자 어트랙터를 구성한 후, 프랙탈 차원을 나타내는 Box-counting Dimension 및 Natural Measure, Information Bit, Information Dimension 등을 구하여 문자 특징을 추출하는 새로운 알고리즘을 제시하였다. 실험결과 한글 2,350자에 대하여 99.49%의 분류율을 나타내어 제안된 방법의 유효성을 보였다. 본 논문에서는 기존의 어트랙터 구성 방법과는 다른 방법으로 문자 패턴에서의 카오스 현상을 찾기 위해 노력하였다. 이러한 연구는 인식 시스템 개발 분야에서 중요한 학문적 자료가 될 수 있을 것이며, 문자 인식 분야 뿐만 아니라 지문 인식, 얼굴 화상 인식, 서명 인식 등 개인 인증 분야에 폭 넓게 응용할 수 있을 것으로 본다.

참 고 문 헌

[1] H. O. Peitgen, H. Jurgens, D. Saupe, Chaos and Fractals : New Frontiers of Science, Springer-Verlag, 1992.

[2] Edward Ott,Chaos in Dynamical Systems, Cambridge, 1993.

[3] K. Aihara, Automatic Learning in Chaotic Neural Networks, 전자정보통신학회논문지-A (JPN), Vol. J78-A, No. 6, pp.686-691,1995.

[4] 박배식, 카오스란 무엇인가, 범양사, 1995.

[5] 한명수, 카오스와 프랙탈, 전파과학사, 1993

[6] 정호선,여진경, 뇌와 카오스 Ohm사, 1994.

[7] 이상훈, 정신분열환자의 EEG에 대한 카오스 분석, 응용물리, 12권1호, pp.1-9, 1999.

[8] T.Yamada, 카오스 해석법, 일본 fuzzy 학회지, 10권 5호, pp827-835, 1998

[9] T.Yamada, el 확률공명 네트워크에 의한시계열 재구성, 일본전자정보통신학회기술연보, NPL 98-96(582), pp1-5, 1999.

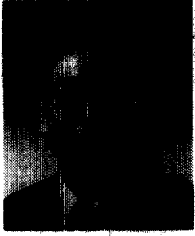
[10] 손영우, 남궁재찬, 프랙탈 차원과 어트랙터를 이용한 한글 혼동 문자 인식에 관한 연구. 정보처리학회 논문지, 6권7호, pp.1825-1831, 1999.

[11] 장 희돈, 적응형 규칙망에 의한 개선된 한글 문서 인식 시스템의 구현, 광운대학교 박사학위논문, 1994.

[12] 손영우, 최재혁, 남궁재찬, CombNET 신경망을 이용한 혼용 문서 인식 시스템의 구현 한국통신학회 논문지, 제21권12호, pp.3265-3276, 1996.

[13] N. Honma, T. Kamauchi, K. Abe, 生物學的 認識 原理를 가진 文字 認識 神經網, 計測自動制御論文集(日本), Vol. 35, No. 4, pp.568-573, 1999.

[14] 이진수, 권오준, 방승양, 개선된 자소 인식방법을 통한 고인식율 인쇄체 한글 인식, 정보과학회논문지(B), 제23권 8호, pp.841-851, 1996, 8.

[15] 김두식, 이성환, 계층적 신경망 분류기를 이용한 다양한 언어, 활자체 및 크기의 대용량 문자 인식, 한국정보과학회논문지, 제25권 5호, pp. 792-801, 1998. 5.

손 영 우

1981년 광운대학교 전자공학과 졸업(공학사)
1983년 광운대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)
2000년 광운대학교 대학원 컴퓨터공학과 졸업(공학박사)
1991년~1997년 산업기술정보원 (KINITI) 책임연구원
1998년 현재 김포대학 컴퓨터계열 멀티미디어전공 조교수
관심분야 : 영상처리, Chaos 이론, 패턴인식, 멀티미디어